

희귀도와 속성에 따른 수집품 NFT의 잠재계층 분류 및 가치 분석

구훈영¹ · 이근철^{2*} · 이희정³

¹충남대학교 경영학부 / ²건국대학교 경영대학 / ³한양대학교 산업융합학부

Latent Class Analysis of a Collectible NFT According to Rarity and Properties

Hoon-Young Koo¹ · Geun-Cheol Lee² · Heejung Lee³

¹School of Business, Chungnam National University

²College of Business Administration, Konkuk University

³School of Interdisciplinary Industrial Studies, Hanyang University

A new approach was attempted to analyze the value of NFT, which is emerging as a major field in the digital environment along with cryptocurrency and metaverse. From the point of view that heterogeneous groups may exist in an NFT collection, latent class analysis, an object-oriented methodology, was applied. Existing NFT value studies focus on finding significant variables mainly through regression analysis, so there is a limitation in not considering the heterogeneity within the group. As an analysis result of the representative NFT, BAYC(Bored Ape Yacht Club), it can be divided into 8 heterogeneous groups (latent class) by NFT properties and rarity, and it was confirmed that the average value of each group differs by more than two times.

Keywords: NFT, Properties, Rarity, Latent Class Analysis

1. 서론

2022년 기준 전년 대비 200배 이상의 폭발적 성장으로 177억 달러 규모의 거래액을 기록하고 있는 NFT(non-fungible token, 대체불가 토큰) 시장은, 2027년까지 연간 35%의 시장 증가율을 기대하고 있는 떠오르는 디지털 자산 시장이다(NonFungible, 2022). NFT는 블록체인 상에 기록되는 실물 또는 가상의 자산에 대한 디지털 토큰이다(Mekacher *et al.*, 2022). 수집품, 예술품, 게임 아이템 등을 나타내는 디지털 자산으로 온라인에서 가상화폐로 거래되며 블록체인 상에 기록된다(Nadini *et al.*, 2021). 가상화폐, 메타버스와 함께 디지털 환경의 주요한 분야로 떠오르고 있으며, 새로운 대체 자산으로 자리매김할 것으로 기대된다(Horky *et al.*, 2022).

NFT는 일반적으로 수집품, 예술품, 게임, 메타버스, 유틸리

티의 다섯 가지로 주요 분야를 구분할 수 있다(Kräussl and Tugnetti, 2022). 본 연구에서는 거래 규모 측면에서 가장 큰 수집품 NFT의 대표 격인 BAYC(Bored Ape Yacht Club, 지루한 원숭이 요트클럽)에 대한 분석을 진행하고자 한다.

BAYC는 서로 다른 속성을 갖는 1만 개의 프로필 이미지로 구성된 하나의 NFT이지만, 본 연구에서는 이해의 편의를 위해 BAYC를 1만 개의 NFT로 이루어진 NFT 컬렉션으로 기술하고자 한다. 1만 개의 NFT는 상이한 이미지를 가지며 토큰 ID(#0~#9999)로 구분되어 개별적으로 거래된다(<Figure 1>. 참조). 2022년 9월 판매가를 기준으로 최소 1억 천만 원(토큰 ID #3921)에서 최대 14억 7천만 원(토큰 ID #8585)의 가격을 형성하고 있다. 이러한 가격 차이는 대부분의 NFT에서 보이는 일반적 현상이며 구매자, 판매자 및 창작자 모두에게 중요한 의사결정 기준이 된다.

이 논문은 충남대학교 학술지원비의 지원을 받아 수행되었음.

* 연락저자 : 이근철 교수, 05029 서울 광진구 능동로 120 건국대학교 경영대학, Tel : 02-450-4100, Fax : 02-450-4007, E-mail : gelee@konkuk.ac.kr
2022년 12월 29일 접수; 2023년 3월 5일 수정본 접수; 2023년 3월 29일 게재 확정.



Figure 1. BAYC Examples - #3921(left), #8585(right)

2021년 이후에 조금씩 나타나고 있는 NFT 가치 분석 연구는 NFT 가격 결정에 관한 직접적 연구보다는 다른 NFT와의 관계나 가상화폐, 나아가서는 다른 투자자산(주식, 채권, 금, 달러 등)과의 관계를 분석하는 연구를 중심으로 연구 초기 단계를 형성하고 있다. 일부 NFT 가격 결정요인에 관한 연구에서도 NFT 가치의 변동성 측면 연구가 주를 이루어 자산으로서의 NFT에 집중하는 양상을 보인다. 그러나, NFT 투자자나 창작자 및 판매자들은 동일 NFT 컬렉션에서 어떠한 특성의 NFT에 투자하는 것이 유리한 지에 대한 의사결정이 관심일 수밖에 없다. 수집품 NFT의 경우, 다양한 속성이 조합되며 각 속성은 다수의 NFT가 가질 수도 있고 극소수의 NFT에서만 나타날 수도 있는 특성을 갖는다. 따라서, BAYC와 같은 수집품 NFT는 시각적 속성과 그 속성값의 희귀도 수준에 의해 구별되며 시장 가치의 차이를 갖게 된다. 따라서, 이러한 NFT 속성과 희귀도에 따른 가격의 연관성을 탐색하는 것이 NFT 가치를 예측하고 분석하여 창작과 구매 및 판매 활동을 합리적으로 수행하게 하는 시장 참여자들의 이해를 돕는 방안일 것이라 판단된다.

기존의 연구는 이러한 NFT 가치에 대한 직접적인 결정요인에 대한 고려가 미흡하거나 희귀분석 등을 이용한 변수 중심의 분석방법을 적용하였다. 변수 중심의 분석방법은 NFT 컬렉션 전체를 동질적 집단으로 가정하고 영향 변수의 유의성과 영향 수준을 밝히는데 초점이 있다. 그러나 NFT 컬렉션 중 두드러진 가격 차이를 나타내는 집단 간의 차이를 설명하기에 변수 중심의 분석방법은 한계가 있을 수밖에 없다. 대안으로 하나의 NFT 컬렉션을 이루고 있으나 이질적 집단으로 차별화된 인식을 할 수 있다는 관점을 갖는 대상 중심 방법인 잠재계층분석을 고려할 수 있다.

본 연구에서는 대표적 수집품 NFT인 BAYC에 대해 속성과 희귀도를 고려한 NFT 가치의 차이를 잠재계층분석을 통해 살펴보고자 한다. 제2장에서는 기존의 NFT 가치 분석 관련 선행 연구를 기술하고, 제3장에서는 잠재계층분석을 이용한 분석방법을 설명하고 제4장에서 그 분석결과를 기술한다. 제5장에서는 분석결과와 시사점과 함께 추후 연구 방향을 제안한다.

2. 이론적 배경

2.1 NFT 가치

최근 NFT의 등장으로 시장의 관심과 우려가 공존하는 지금 NFT 가치에 대한 분석이 갖는 의미는 전통적 투자자산과의 관계

를 통해 그 중요성을 확인할 수 있다. Aharon and Demir(2022)는 코로나 팬데믹 시기와 같은 시장의 침체와 위기 국면에서 NFT는 금이나 달러 인덱스와 같은 위험 방어 자산의 성격을 갖는 것을 실증하였다. NFT와 가상화폐 간의 연관성 분석에서는 가상화폐의 가격 상승이나 하락이 NFT 가격이나 거래량에는 영향을 주지만 반대 방향의 영향은 유의하지 않은 결과를 보여주고 있다 (Ante, 2022; Dowling, 2022).

전반적인 NFT 가치에 관한 연구에서는 헤도닉 모형, 재판매 모형, 벡터자기회귀 모형, 웨이블릿 분석 등이 활용되고 있으며 헤도닉 회귀분석이 주를 이루고 있다(Kräussl and Tugnetti, 2022; Lee et al., 2023). Horky et al.(2022)의 연구에서는 가상화폐와 NFT는 유사해 보이지만 가격 결정요인 관점에서는 상당히 다른 결과를 보이므로 구별되어 분석될 필요가 있다고 주장하였다. 헤도닉 회귀분석으로 수행된 연구에서 종속변수는 가격, 독립변수로 크기(NFT 바이트 크기), 이더리움 가격, 거래 규모, 거래수수료(가스비), 데이터 포맷(jpeg, png, gif, mp4)을 설정하였다. 분석 결과 유의한 변수는 크기, 거래 규모, 데이터 포맷으로 나타나 가상화폐 시장의 변동성 영향은 유의한 요소가 아니라고 주장하였다. Kong and Lin(2021)은 NFT 시장에서의 네트워크 효과가 NFT 신규 상장(ICO, initial coin offering)이나 암호화폐 가치 평가뿐 아니라 NFT 가격에도 중요한 요인임을 확인하였다. 여기서 네트워크 효과는 암호화폐 지갑 사용자 증가, 활성 지갑 수 증가, 거래횟수 증가 및 결제횟수 증가 등을 의미한다. 네트워크 효과를 측정하기 위해 활용한 대체지표는 활성 지갑 수 증가분, 순구매자 증가분, 순판매자 증가분, 판매거래횟수 증가분, 거래금액(US dollar) 증가분을 설정하였다.

특정 NFT 컬렉션에 대한 가격 결정 연구는 매우 제한적으로 존재한다. Nadini et al.(2021)은 대표적 메타버스 NFT인 디센트럴랜드에 대한 재판매 모형을 이용한 분석에서 2차 판매가는 1차 판매가에 비례하는 것으로 나타나 최초 판매 시 시장 가치가 2차 판매에서도 유지된다고 주장하였다. 이는 시장 가치가 높은 NFT가 지속적으로 그 가치를 인정받고 있다는 것으로 받아들일 수 있다. Goldberg et al.(2021)은 디센트럴랜드 NFT의 가격 결정 요인 분석 결과, 고객들이 잘 구분할 수 있는 토지가 더 비싼 것으로 나타났는데, 물리적으로는 중심지, 주요 도로 또는 비즈니스 지구에 가까울수록 비싸고, 가상적으로는 기억하기 쉬운 주소를 가진 토지가 더 비싼 것으로 나타났다. Schaar and Kampakis(2022)는 최초의 NFT인 크립토펙크에 대한 가격 결정 모형에서 영향요인으로 타입, 속성, 속성 수를 설정하여 분석하였다. 크립토펙크의 타입은 가장 큰 시각적 차이를 주는 변수로 가격에 대한 강한 유의성을 보여주었다. 속성값과 속성 수는 대부분 유의한 영향을 주는 것으로 나타나 속성 조합의 가격 영향력을 확인할 수 있다. 이는 속성에 대한 분석에만 집중하여 희귀도에 대한 영향을 포함하지 못한 한계가 있다.

2.2 희귀도와 가치

수집품 NFT 컬렉션은 블록체인 상에 존재한다는 점에서 가

상화폐와 유사하지만, 고객들의 구매 동기 관점에서는 수집품과 유사한 특성을 갖는다. 수집품과 유사하게 특별한 사용처나 동기가 있기도 하지만 실제적 사용의 용도가 전혀 없기도 한 특성을 갖는다.

Burton and Jacobsen(1999)은 수집품은 희귀성과 유물적 특성을 갖기도 하지만 종종 실질적 용도가 없기도 하다고 주장하였다. 수집품을 모으는 이유는 해당 수집품의 시리즈를 다 모으기 위한 종결 추구나 수집의 즐거움과 함께 투자의 대상으로 수집을 한다고도 주장하였다.

Koford and Tschoegl(1998)도 경제학에서 희귀성의 의미와 중요성에 대해서는 강조했다나 시장 가치 측면에서 희귀성의 영향에 대한 연구는 매우 제한적이라고 주장하였다. 경제학에서 희귀성은 소유의 동기나 사회적 지위를 표현하기 위한 방편으로서의 역할로 자리 잡고 있으나 제품 가격에 대한 직접적인 영향을 분석한 연구는 찾기 어렵다는 것이다. 이들의 연구에서는 희귀도에 프리미엄을 지불할 의사를 확인하고자 미국의 오래된 주화 중 하나인 모건 달러에 대한 분석을 진행하였다. 실증분석 결과, 일부 주화 타입에서 희귀도에 의한 가격 상승의 유의한 영향을 확인하였다. 이는 전체 세트를 수집하기 위해 희귀한 수집품에는 추가적인 프리미엄을 기꺼이 지불하려는 수집가들의 성향이 반영된 것이라 주장하였다. Hughes(2022)의 연구에서도 카드게임 수집품에 대한 가격 분석을 통해 특별한 품질요인이 아니라 희귀도에 따라 가격이 형성되는 것을 확인하였다.

Mekacher *et al.*(2022)은 2018년 이후 2년 간 NFT에 대한 370만 거래에 대해 분석한 결과, 희귀한 NFT일수록 더 비싼 가격에 팔리고, 거래횟수는 더 적고, 더 높은 투자회수율을 가지며 손실을 볼 확률이 더 낮다고 주장하였다. 이는 NFT 가격 결정에 있어 희귀도가 가장 강력한 요인임을 실증한다. Kireyev(2022)는 NFT 컬렉션의 토큰이 증가할수록 NFT 가격이 떨어지는 것을 확인함으로써 희귀도에 의한 가격 형성의 관계를 확인하였다. Wu *et al.*(2021)은 온라인 시장에서 상품 수량이나 판매 시간에 제약을 두는 것이 고객들의 인지된 가치를 증가시키고 이는 충동 구매로 이어지는 실증분석 결과를 확인하였다. 이는 수량이나 시간에 의해 형성된 희귀도가 고객 수요를 증가시키는 것을 확인한 것으로 희귀도에 의한 가격 상승을 시사한다고 볼 수 있다. 이는 실제로 희귀하지 않은 상품도 희귀도를 갖게 함으로써 가격의 변화를 유도할 수 있다는 것으로 희귀도와 가격 간의 관계에 대한 일반적 타당성을 확인할 수 있다.

2.3 이질적 집단에 대한 분석

Dowling(2022)은 가상화폐와 주요 NFT에 대한 변동성 전이 분석을 통해 NFT의 다집단 가능성을 주장하였다. 변동성 전이는 특정 자산의 가격 변동이 다른 자산의 가격 변동에 미치는 영향을 의미한다. 주식이나 가상화폐와 달리 NFT는 변동성 전

이가 낮고, NFT 간에도 변동성 전이 수준이 높지 않은 것은 자산의 성격이 상이한 복수의 계층 또는 집단으로 볼 수 있다는 것이다. 이러한 이질성은 모든 NFT가 유사한 작동방식에 의해 가격이 결정되는 것이 아니라 이질적 집단별로 상이한 반응을 보일 수 있음을 의미한다. 기존의 NFT 가격 결정 연구에서는 헤도닉 모형을 비롯한 변수 중심 방법론을 이용하여 모두 동일한 NFT 집단을 가정하고 있다. Schaar and Kampakis(2022)의 연구결과에서 보듯이 가격 결정 요인에 영향을 주는 대부분의 요인이 속성값의 포함 여부인 것을 보면 다양한 속성 조합에 의해 가격이 결정될 수 있음을 알 수 있다. 이는 기존의 변수 중심 분석이 아닌 이질적 집단에 대한 새로운 접근을 고려할 필요가 있음을 시사하고 있다.

잠재계층분석은 이질적 집단이 혼합되어 하나의 분포를 이루고 있다는 혼합 모형(mixture model)의 하나로 범주형 관찰변수에 적용하는 분석법이다. 헤도닉 회귀분석이나 상관분석 등의 기존 방법론이 변수 간의 관계 중심 분석 방법인 것에 비해, 잠재계층분석은 관찰 대상 자체에 관심을 둔 대상 중심 방법이라 할 수 있다(Muthén, 2004; Baek and Jung, 2016).

잠재계층분석의 장점은 관찰 대상을 유사한 특성을 지닌 복수의 잠재집단으로 구분하고, 통계적 검정을 비롯한 다양한 지표를 적용하여 잠재집단 도출의 이론적 근거를 확보할 수 있다는 것이다(Kim and Hong, 2021). K-means 와 같은 기존의 군집분석에 비해서는 보다 객관적이고 신뢰성 있는 모형 기반 분석이 가능하다. 관찰 대상을 이질적 집단으로 구분하는 이론적 근거를 제공할 뿐 아니라, 이질적 집단을 구분하는 데 영향을 주는 요인을 분석할 수도 있으며 잠재계층에 따른 결과 변수의 차이도 검증할 수 있다(Lee *et al.*, 2020).

잠재계층분석의 적용 절차는 잠재계층 도출에 영향을 주는 관찰변수를 설정하고 잠재계층의 수를 순차적으로 증가시키며 집단을 분류한다. 잠재계층의 수와 최종모형을 확정하기 위해 일반적으로 3가지의 지표(정보 적합도 지표, 엔트로피, 우도비 검정)를 다음과 같이 검토한다(Muthén, 2004; Lo *et al.*, 2001; Kim and Hong, 2021).

정보 적합도 지표(Information Criteria; IC)는 잠재계층 분류의 적합 수준과 잠재계층의 수를 함께 고려하는 모형 적합도 평가 방법이다. 대표적인 지표로는 AIC(Akaike Information Criteria), BIC(Bayesian Information Criteria)와 sBIC (sample size adjusted Bayesian Information Criteria) 등이 있으며 그 값이 작을 수록 연구모형의 적합도가 우수하다고 볼 수 있다. 엔트로피는 모형을 통해 구분된 잠재계층의 분명성의 정도를 나타내는 것으로 0에서 1까지의 값을 갖으며 1에 가까울수록 우수한 것으로 판단한다. 우도비 검정은 LMRT(Lo-Mendell-Rubin Adjusted Likelihood Ratio Test)와 BLRT(Bootstrapped Likelihood Ratio Test) 등을 사용하여 잠재계층 수를 하나 늘린 모형과의 적합도 차이를 검정하여 유의확률을 통해 판단한다.

3. 분석 방법

3.1 분석 대상 및 자료

BAYC는 2021년 4월에 출시된 이래 가장 가치있는 NFT로 평가받고 있으며, 2022년 9월 현재 11만 달러의 바닥가(floor price)로 독보적 가치를 인정받고 있다(Kireyev, 2022). 배경(background), 복장(clothes), 귀걸이(earring), 눈(eyes), 털(fur), 모자(hat), 입(mouth)의 7가지 속성의 171개 속성값들의 조합으로 10,000 개(토큰 ID 0부터 토큰 ID 9999까지)의 서로 다른 이미지를 갖는다. 속성값은 배경, 복장 등 속성이 가질 수 있는 값으로 초록색 배경, 가죽 자켓 등에 해당하며 부록에 표로 정리하였다(<Table 1>과 Appendix <Table A1> 참조). 각 속성별로 8, 44, 7, 23, 19, 37, 33개의 속성값을 가지므로 가능한 조합의 수는 1,314,733,728 가지이지만 그 중 10,000 개가 생성된 NFT이므로 속성값별 빈도수의 편차가 최소 26에서 최대 7023으로 상당히 크며 이러한 빈도수의 수준을 희귀도로 고려할 수 있다. 상세한 속성과 속성값 및 거래자료 등은 오픈씨(OpenSea.io) 등의 NFT 마켓플레이스에서 확인할 수 있다.

희귀도는 Mekacher *et al.*(2022)에서 제안한 아래의 산식을 이용하였다.

$$r_{ia} = \left(\frac{f_{ia}}{N} \right)^{-1} \quad (1)$$

즉, 토큰 ID i 가 주어질 때 속성 a 에 대한 속성값의 희귀도(r_{ia})는 “NFT를 구성하는 전체 토큰 ID의 개수 N 중에, 해당 속성 a 의 속성값과 동일한 속성값을 갖는 토큰 ID들의 개수(f_{ia})의 역수”이다. 예를 들어 BAYC를 구성하는 전체 토큰 ID의 개수는 10,000개이고, 그 중 털(fur) 속성의 값인 갈색(brown)을 갖는 토큰 ID의 수는 1,378 개이므로, 속성값 갈색의 희귀도는 $10,000/1,378 = 7.2569$ 이다.

NFT 가치는 거래되는 가격의 변동폭이 크고, 자산시장 변동 등에 의한 영향이 상당하기에 거래 시점에 따른 편차를 통제할 필요가 있다. 이를 위해 판매가 이루어진 해당일의 평균 거래 가격을 기준으로 상대적인 가치를 측정하였다. 이는 외부적 요인에 의한 NFT 가치를 통제함으로써 개별 NFT의 상대적 가치를 측정하기 위함이다. 이를 위해 NFT 전문 분석서비스(dune.com)의 거래 DB를 통해 2021년 5월부터 2022년 2월까지의 모든 거래 데이터를 수집해 분석하였다.

3.2 분석 방법 및 연구 모형

BAYC를 구성하는 만 개의 NFT들은 모두 상이한 속성 조합을 갖으며, 시장에서 거래되는 가치도 상이하다. 만 개의 NFT들은 상이한 속성 조합과 희귀도에 따라 이질적인 집단(잠재계층)으로 구분할 수 있다. 본 연구에서는 잠재계층을 결정한 후 관련 변인의 영향력을 검증하기 위해 3단계 잠재계층 분석

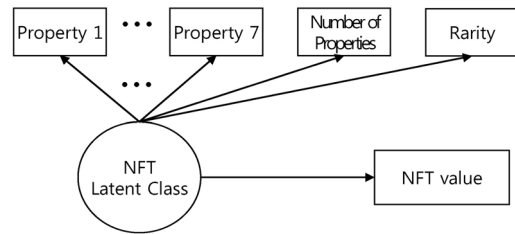


Figure 2. Research Model

Table 1. Research Variables

variables		mean	min	max
observed variables	property 1~7	See appendix Table A1		
	number of properties	5.8791	4	7
	rarity	167.2183	38.1	662.9
dependent variable	NFT value	-0.0397	-1.2448	1.5170

을 수행하였다(Asparouhov and Muthén, 2014; Kim and Hong, 2021). 단계 1에서는 잠재계층 구분을 위해 관찰변수인 속성과 희귀도만 투입하여 잠재계층 분석을 수행하고 최적 잠재계층 수를 결정한다. 단계 2에서는 잠재계층 사후확률분포를 근거로 각 NFT가 속할 잠재계층을 확률적으로 결정한다. 단계 3에서는 단계 2의 잠재계층 분류를 바탕으로 결과변수인 NFT 가치에 대한 각 잠재계층의 영향을 검증한다. 3단계 잠재계층 분석을 위해서 LatentGold 5.1의 3Step 모듈을 사용하였으며, 잠재계층에 따른 NFT 차이 검증을 위해 SPSS 26을 사용하였다.

연구모형(<Figure 2>)은 NFT 잠재계층을 중심으로 NFT 이질성에 영향을 주는 속성, 속성수 및 희귀도가 관찰변수로 설정되었으며, 분류된 잠재계층에 따른 NFT 가치가 결과 변수인 종속 변수로 설정되었다. 7가지의 속성은 범주형 변수로 속성1부터 속성 7의 변수명으로 정의되었다. 속성 수는 7가지 중 해당 NFT가 갖는 속성의 수로 최소 4에서 최대 7의 값을 갖는다.

4. 분석 결과

4.1 잠재계층 수 결정

잠재계층분석의 결과 잠재계층 수는 8개가 적합한 것으로 나타났다. 잠재계층 수를 결정하는 일반적인 3가지 기준인 적합도 지표(AIC, BIC 등), 엔트로피, 우도비 검정의 결과와 각 잠재계층의 분류율을 Table 2에 정리하였다. 적합도 지표의 경우 AIC는 잠재계층 수가 늘어남에 따라 지속적으로 감소하는 경향을 보였으나 BIC와 sBIC의 경우는 8개의 잠재계층 모형에서 최소값을 나타내었다. Morgan(2015)은 범주 변수와 연속 변수가 혼합된 잠재계층분석에서 BIC와 sBIC가 더 정확한 적합도 지표임을 실증하였으며 본 모형도 동일한 상황이므로

Table 2. Goodness-of-fits of latent class models

classes	2	3	4	5	6	7	8	9	10
AIC	405210	352883	333619	331139	328483	327088	324520	324081	322587*
BIC	407577	356437	338361	337067	335599	335390	334010*	334758	334451
sBIC	406508	354829	336216	334385	332380	331634	329717*	329928	329084
LMRT [†]	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
BLRT [†]	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Entropy	1	0.9765	1	1	0.9982	0.9976	0.9855	0.9819*	0.9838
classification rate	0.7277	0.5350	0.5351	0.5313	0.4322	0.4027	0.3847	0.4328	0.3847
	0.2723	0.2822	0.2609	0.2568	0.2569	0.2584	0.1814	0.2048	0.2049
		0.1827	0.1827	0.1810	0.1792	0.1791	0.1374	0.1616	0.1656
			0.0213	0.0213	0.0974	0.076	0.1218	0.0852	0.0926
				0.0095	0.0213	0.0543	0.0926	0.0548	0.056
					0.0130	0.0213	0.0561	0.0213	0.0548
						0.0081	0.0213	0.0199	0.0179
							0.0047	0.0147	0.0160
								0.0049	0.0041
								0.0034	

* and [†] indicate min values and p-values respectively.

BIC를 판단의 기준으로 설정할 수 있다. 엔트로피의 경우 0.8 이상의 적합도 기준으로 모두 만족하였다(Muthén, 2004). 두 가지의 우도비 검정(LMRT, BLRT)도 유의확률이 0에 근접하여 잠재계층 수가 증가할수록 모형 적합도가 높아지는 것으로 나타났다. 이상의 3가지 기준을 종합하여 잠재계층 수를 8개로 설정하였다.

4.2 잠재계층 특성

8개로 구분된 잠재계층은 속성, 속성수와 희귀도에 따라 이질적 집단으로 분류되었다. 분석의 편의를 위해 잠재계층은 희귀도를 기준으로 오름차순 정렬하였다(<Table 3> 참조). 희귀도에 따라 속성수가 증가하는 경향을 보이기도 하지만 높은 희귀도를 갖는 잠재계층 7과 8의 경우는 7개의 속성 중 1개 이상의 속성이 없는 집단이라는 특징이 있다.

잠재계층에 속한 각 NFT들의 속성별 특징은 7가지 속성에 대해 171개의 속성값을 갖는 명목 변수의 조합이므로 잠재계

층 간 차이를 명시적으로 기술하기는 쉽지 않다. 그러나, 각 잠재계층별로 해당 속성값의 비율을 통해 차별화되는 속성별 잠재계층별 특징을 파악할 수 있다. 배경 속성의 경우, NFT 컬렉션의 속성값 비율은 거의 균일하지만 잠재계층별로 구분하면 속성값의 분포가 상이하다. 속성값 분포의 편차를 측정하기 위해 잠재계층별 변동계수를 계산하면 집단 8은 0.4인 반면 나머지 집단은 절반인 0.2를 하회한다(<Table 4> 참조). 즉, 집단 8은 배경 속성의 속성값 분포의 산포가 특별히 크다는 것이다.

배경을 제외한 나머지 속성에 대해서는 <Table 4>의 속성에 따른 집단별 차이를 카이제곱검정을 통해 유의한 차이를 확인하였다. 특히, 가장 유사한 편차를 갖는 털(fur) 속성의 집단 7과 집단 8의 경우도 유의한 차이를 확인하였다(Chi-squared = 5.282, p-value = 0.02155).

털 속성의 경우, 일반적인 속성값인 black, dark brown, brown의 비율을 측정해보면 0.23인 집단 8과 0.32인 집단 7을 제외하면 0.4를 전후한 값을 갖는다. 이는 집단 8이 다른 집단에 비해 특별한 털 속성을 2배 정도 갖고 있다는 것을 의미한다.

Table 3. Rarity and Number of Properties by Latent Classes


classes	number of NFTs	classification rate	number of properties	rarity	range of rarity
1	177	0.0213	4	-1.2355	0.4993
2	1011	0.1218	5	-0.5644	0.9237
3	1141	0.1374	5	-0.4522	0.7940
4	767	0.0926	6	-0.3667	0.8230
5	3210	0.3847	6	-0.0505	0.8348
6	1506	0.1814	7	0.4230	1.0638
7	451	0.0561	6	2.0280	0.8909
8	39	0.0047	5.9237	5.0521	0.8802

Table 4. Property Characteristics by Latent Classes

classes	# of properties	Properties						
		background	fur	clothes	eyes	mouth	hat	earring
1	4	0.1813	0.4293	0.9994	0.0282	0.2162	0.9995	0.9998
2	5	0.0950	0.3868	0.9999	0.0069	0.1906	0.0881	0.9119
3	5	0.0442	0.4374	0	0.0140	0.2099	0.9999	1
4	6	0.1115	0.3766	0.4172	0.0037	0.1493	0.5827	0.0001
5	6	0.0539	0.4113	0	0.0011	0.1324	0	1
6	7	0.0848	0.4110	0	0.0046	0.2025	0	0.0001
7	6	0.1141	0.3242	0.0695	0.0811	1.6106	0.0603	0.8702
8	5.9237	0.4033	0.2311	0.205	0.1021	33.2899	0.2818	0.5897
overall	5.8792	0.0332	0.4033	0.1866	0.0100	0.2076	0.2281	0.7061

background: variation coefficient of rarity, fur: proportion of black, dark brown and brown, clothes, hat & earring: proportion of none, eyes: proportion of blue beams and laser eyes, mouth: proportion of special bored unshavens.

Table 5. NFT Examples by Latent Classes

classes	1	2	3	4	5	6	7	8
NFT								
								

눈 속성의 경우, 시각적으로도 눈에 띄는 속성값인 blue beams와 laser eyes의 비율을 계산해보면, 집단 8과 집단 7이 0.10과 0.08로 다른 집단에 비해 최소 3배에서 최대 92배 큰 것을 알 수 있다. 속성수가 4인 집단 1이 0.03에 가까운 비율로 눈 속성의 특별함이 나머지 집단에서 차별화됨을 알 수 있다.

입 속성의 경우 일반적인 속성값(bored 또는 bored unshaven) 대비 특별한 속성값(bored unshaven에 추가 요소가 붙은 속성)을 갖는 NFT의 비율을 측정해보면, 집단 8이 33으로 다른 집단과 압도적으로 차이가 발생한다. 두 번째로 큰 값은 1.6으로 집단 7이며 나머지 집단은 0.2 전후의 값을 갖는다.

복장, 모자, 귀걸이 속성의 경우 none 속성값(해당 속성을 갖지 않음)의 비율을 측정하였다. 복장의 경우, 집단 1과 집단 2가 0.99로 거의 복장 속성을 갖지 않는 것을 알 수 있었다. 모자의 경우는 집단 1과 집단 3의 해당 속성값이 대부분 none이었다. 귀걸이의 경우는 대부분 집단이 높은 none 속성값 비율을 갖는 것에 비해 집단 4와 집단 6이 0.0001로 귀걸이를 대부분 갖고 있는 집단으로 구성된 것을 알 수 있었다.

이상의 속성별 분석을 종합하면, 집단 1은 복장과 모자 속성이 없는 집단, 집단 2는 복장 속성이 없는 집단, 집단 3은 모자 속성이 없는 집단, 집단 4는 귀걸이를 착용한 집단, 집단 5는 복장과 모자를 쓰고 귀걸이는 없는 집단, 집단 6은 귀걸이, 복장, 모자 속성을 갖는 집단, 집단 7은 눈을 필두로 특별한 속성값을 꽤 갖는 집단, 집단 8은 털, 눈, 입의 속성이 매우 특별하

고 배경 속성값의 편차가 심한 집단으로 특징을 기술할 수 있다(<Table 5> 참조).

4.3 NFT 가치에 대한 차이 분석

8개 집단별 NFT 상대가치는 정규성을 위해 로그변환하였으며 집단별 평균은 -0.0907(집단 5)에서 0.6797(집단 8)의 편차를 갖는다(<Table 6> 참조). 이는 NFT 상대가치가 각각 0.9133과 1.9733으로 집단 5는 평균 거래가의 91.33%이고 집단 8은 197.33% 수준임을 나타낸다. 동일한 NFT 컬렉션이지만 소속 집단에 따라 최대 2.1606배의 기대 가격차가 발생할 수 있음을 의미한다.

Table 6. NFT Values by Latent Classes

classes	mean	std. dev.	min	max
1	0.2790	0.2347	-0.5567	1.0661
2	-0.0789	0.1910	-1.2449	1.0422
3	-0.0812	0.1926	-0.7187	1.1267
4	-0.0823	0.1464	-0.7201	0.8703
5	-0.0907	0.1425	-0.7196	0.7052
6	-0.0001	0.2036	-0.6515	1.2404
7	0.2682	0.2749	-0.4225	1.5171
8	0.6797	0.3538	0.0650	1.5137

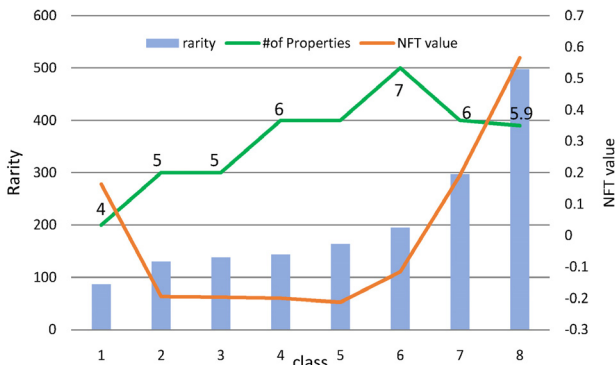


Figure 3. NFT Value Versus Rarity and Number of Properties

희귀도가 속성 수와 비례적으로 증가하는 집단은 집단 1에서 집단 6까지로 희귀도는 집단 1에서 집단 8로 갈수록 증가하지만 속성 수는 집단 6까지 증가한 후 집단 8까지는 감소하는 위로 불룩한 형태를 갖는다(<Figure 3> 참조). NFT 가치의 경우, 집단 6부터 집단 8까지 급격히 증가하는 패턴을 가지며 집단 1에서 집단 5까지는 편차를 급격히 줄이며 감소하는 패턴을 나타내어 전체적으로는 아래로 불룩한 형태를 갖는다. 흥미롭게도 희귀도에 따른 속성 수와 NFT 가치는 정반대의 패턴을 보이고 있다. 상식적으로는 속성이 여러 가지일수록 희귀도가 높을 것이라 생각할 수 있으나 이는 비교적 낮은 희귀도 집단에서만 의미 있는 관계이다. 정작 중요한 고희귀도 집단은 오히려 7가지 속성 중 한두 가지 속성이 없는 집단임을 알 수 있다. NFT 가치의 경우 고 희귀도 집단에 대해서는 비례적으로 증가하는 가치 패턴을 보이고 있어 시장 참여자들의 기대와 다르지 않다. 그러나 속성 수가 가장 적은 집단이 희귀도도 가장 낮지만 NFT 가치 측면에서는 상당히 높은 수준을 나타내고 있다.

NFT 가치가 희귀도 증가에 따라 아래로 불룩한 패턴을 보이는 것과 함께 집단별 차이를 확인하기 위해 차이 검정을 수행하였다. 우선, 3단계 잠재계층 분석의 마지막 단계에서 잠재계층에 의한 결과 변수(NFT 가치)로의 영향력 차이를 검증하였다. 집단 간 영향력 차이 검증의 결과 5개의 동질적 집합({5}, {2, 3, 4}, {6}, {1, 7}, {8})으로 8개의 집단을 구분할 수 있었다. 집합의 순서는 NFT 가치 크기를 반영한다. 추가적으로 집단에 따른 NFT 가치의 차이 검증을 분산분석을 통해 수행하였다. 이를 통해 4개의 동질적 집합({2, 3, 4, 5}, {6}, {1, 7}, {8})으로 8개의 집단을 구분할 수 있었다. 집단 5가 가장 낮은 NFT 가치를 보이며 집단 2~4가 거의 유사하게 낮은 가치를 갖는다. 집단 6은 이들과는 유의하게 더 큰 가치를 가지며, 집단 1과 7은 집단 8보다는 가치가 작지만 상당히 높은 수준의 가치를 갖고 있다.

5. 결론

디지털 환경으로의 전환 과정에서 나타나고 있는 새로운 자산인 NFT의 가치를 분석하기 위해 NFT의 속성과 희귀도에 따른

이질적 집단을 도출하고 이에 따른 NFT 가치의 차이를 검증하였다. NFT 가치에 영향을 주는 변인 중심의 분석이 아닌 분석 대상이 이질적 집단일 수 있다는 대상 중심적 분석인 잠재계층분석을 이용하여 분석하였다. 희귀분석 등의 기존 방법은 종속 변수에 영향을 주는 변인을 찾아내는 것에 초점을 맞추고 있어 대상 자체의 이질성에 대한 고려가 부족하다.

BAYC에 대한 3단계 잠재계층분석을 통해 다음의 결과를 도출할 수 있었다.

첫째, 10,000개의 NFT 컬렉션은 속성과 희귀도를 관찰 변수로 8개의 이질적인 집단으로 구별할 수 있음을 확인하였다.

둘째, 희귀도 증가에 따라 속성 수는 위로 불룩하며 NFT 가치는 아래로 불룩한 패턴을 확인하였다. 속성 수는 고 희귀도에서 오히려 감소하고 NFT 가치는 저 희귀도에서 반비례 관계에 있다고 정리할 수 있다.

셋째, 7가지 속성 중 배경, 털, 눈, 입은 고 희귀도 특성으로 집단이 구분되었으며, 복장, 모자, 귀걸이 속성의 경우는 속성 조합에 따른 집단 차이를 확인하였다. 배경, 털, 눈, 입은 필수적인 속성으로 희귀도에 의한 영향이 크다는 것을 알 수 있다. 복장, 모자, 귀걸이는 악세사리로 모두 안 하는 경우부터 3가지 모두 갖는 다양한 조합을 생각할 수 있으며 그러한 조합에 의해 집단이 구별되었다. 집단 1은 집단 2와 유사한데 모자 속성의 유무가 극단적인 차이를 가지며 NFT 가치에서는 현격한 차이를 보이고 있다. 집단 4와 집단 6도 귀걸이 속성을 비롯해 유사하지만 복장과 모자를 모두 갖고 있는 집단 6이 NFT 가치는 유의하게 크다. 집단 2와 집단 3은 복장과 모자 중 한 속성만 갖는 반대 패턴의 집단이지만 NFT 가치는 유의한 차이가 없으며 거의 동일한 크기를 갖는다.

넷째, NFT 가치 측면에서 가장 유리한 집단은 집단 8이다. 집단 8은 속성을 5개 또는 6개 갖는 집단으로 필수 속성인 배경, 털, 눈, 입이 특별한 희귀도를 갖는 비교적 고가치일 것으로 추정하기 쉬운 집단이다. 다음으로 높은 가치를 갖는 집단 7은 속성을 6개 가지며 눈 속성의 희귀도가 높고 모자는 거의 쓰지 않으며 귀걸이 속성은 대부분 갖고 있는 집단이다. 다음으로 높은 가치를 갖는 집단 1은 4개의 속성만 갖는 단순한 속성의 집단이다. 이는 혁신적인 제품이나 기술의 복잡성이 오히려 구매회피 요인일 수 있다는 혁신저항 모형의 주장과도 연결된다(Ram, 1987). 다양한 속성값 조합에 의한 현란한 이미지들이 주류인 NFT 중에서 단순하고 밋밋해 보이기까지 하는 이미지가 오히려 더 매력적일 수 있다는 것을 보여준다. 집단 2에서 집단 5까지는 거의 유사한 희귀도와 NFT 가치를 갖는 집단이다. 특이한 것은 이 집단들의 경우 비록 통계적으로 유의하지는 않지만 희귀도가 높을수록 NFT 가치는 오히려 낮아진다는 것이다. 충분한 수준의 희귀도를 갖지 못하면서 복잡하고 현란해 보이는 이미지에 대한 낮은 가치 또한 복잡성에 따른 피로감을 반영하는 것이라 할 수 있다. 속성수 측면에서는 5개인 집단 2와 3, 6개인 집단 4와 5로 집단 7이나 집단 8과 구별에 신중을 기해야 한다. 모두 속성수는 5개 또는 6개지만

NFT 가치 측면에서는 편차가 가장 큰 집단들이기 때문이다. 필수 속성의 희귀도가 높은지를 확인하면 집단 7 또는 집단 8임을 확인할 수 있다. 필수 속성 희귀도가 낮을 경우 보조적 속성인 복장, 모자, 귀걸이의 속성 조합을 파악함으로써 집단 2에서 5에 속하는지를 파악할 수 있다.

이상의 결과를 통해 NFT 속성과 희귀도를 기준으로 이질적 집단을 구성하고 있음을 확인하였고 이에 따른 NFT 가치의 차이도 확인하였다. 이는 NFT 가치 분석에 있어 영향 요인을 찾기 위한 노력뿐 아니라 개별 NFT들의 이질성을 분석하는 것도 주목할 필요가 있음을 확인한 것으로 볼 수 있다.

본 연구는 대표적인 NFT인 BAYC를 대상으로 분석된 연구로 다양한 NFT의 상황과 특징을 반영하기에는 무리가 있는 일반화의 한계를 갖는다. 추후 다양한 NFT로 확장하여 NFT 집단의 이질성 분석과 잠재계층의 영향 관계를 포함하는 확장된 연구 모형으로 연구가 진행될 필요가 있다.

참고문헌

- Aharon, D. Y. and Demir, E. (2022), NFTs and Asset Class Spillovers: Lessons from the Period Around the COVID-19 Pandemic, *Finance Research Letters*, **47**, 102515.
- Ante, L. (2022), The Non-fungible Token (NFT) Market and Its Relationship with Bitcoin and Ethereum, *FinTech*, **1**(3), 216-224.
- Asparouhov, T. and Muthén, B. (2014), Auxiliary Variables in Mixture Modeling: Three-step Approaches Using M Plus, *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, **21**(3), 329-341.
- Baek, S. H. and Jung, H. W. (2016), Classification of Latent Classes and Influencing Factors on College Life Performance of College Entrants: Focusing on Admissions Officers, *Asian Journal of Education*, **17**.
- BAYC (2022), <https://boredapeyachtclub.com/#/gallery> Accessed July 29 2022.
- Burton, B. J. and Jacobsen, J. P. (1999), Measuring Returns on Investments in Collectibles, *Journal of Economic Perspectives*, **13**(4), 193-212.
- Choo, J. Y. (2022), Multilayer Latent Profile and Analysis of Influencing Factors on Academic Achievement and School Adaptation of Elementary, Middle, and High School Students, Ph.D. Thesis, Ewha Womans University.
- Dowling, M. (2022), Is Non-fungible Token Pricing Driven by Cryptocurrencies? *Finance Research Letters*, **44**, 102097.
- Goldberg, M., Kugler, P., and Schär, F. (2021), The Economics of Blockchain-based virtual Worlds: A Hedonic Regression Model for Virtual Land, Available at SSRN3932189.
- Horky, F., Rachel, C., and Fidrmuc, J. (2022), Price Determinants of Non-fungible Tokens in the Digital Art Market, *Finance Research Letters*, **48**, 103007.
- Hughes, J. E. (2022), Demand for Rarity: Evidence from a Collectible Good, *The Journal of Industrial Economics*, **70**(1), 147-167.
- Kim, Y. S. and Hong, S. H. (2021), Analysis of Latent Class, Influencing Factors and Performance of Participation in Youth Entrepreneurship Experience Activities, *Korean Youth Studies*, **32**(2), 5-29.
- Kireyev, P. (2022), NFT Marketplace Design and Market Intelligence. INSEAD Working Paper No. 2022/03/MKT, Available at SSRN: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4002303>.
- Koford, K. and Tschögl, A. E. (1998), The Market Value of Rarity, *Journal of Economic Behavior & Organization*, **34**(3), 445-457.
- Kong, D. R. and Lin, T. C. (2021), Alternative Investments in the Fintech Era: The Risk and Return of Non-Fungible Token (NFT), Available at SSRN 3914085.
- Kräussl, R. and Tugnetti, A. (2022), Non-Fungible Tokens (NFTs): A Review of Pricing Determinants, Applications and Opportunities, *Applications and Opportunities* (May 17, 2022).
- Lee, G., Lee, H., and Koo, H. (2023), A Study on Value Determinants of Profile Picture NFTs Using Hedonic Models, *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, **49**(1), 46-62.
- Lee, H., Lee, E., and Song, Y. (2020), Exploring the Relationship between Corporate Innovation Types and Performance Using Latency Hierarchy Analysis (LCA), *Corporate Education and Talent Research*, **22**(1), 255-284.
- Lo, Y., Mendell, N. R., and Rubin, D. B. (2001), Testing the Number of Components in a Normal Mixture, *Biometrika*, **88**(3), 767-778.
- Mekacher, A., Bracci, A., Nadini, M., Martino, M., Alessandretti, L., Aiello, L. M., and Baronchelli, A. (2022), How Rarity Shapes the NFT Market, arXiv preprint arXiv:2204.10243.
- Morgan, G. B. (2015), Mixed Mode Latent Class Analysis: An Examination of Fit Index Performance for Classification, *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, **22**(1), 76-86.
- Muthén, B. (2004), Latent Variable Analysis, *The Sage Handbook of Quantitative Methodology for the Social Sciences*, **345**(368), 106-109.
- Nadini, M., Alessandretti, L., Di Giacinto, F., Martino, M., Aiello, L. M., and Baronchelli, A. (2021), Mapping the NFT Revolution: Market Trends, Trade Networks, and Visual Features, *Scientific Reports*, **11**(1), 1-11.
- NonFungible (2022), Yearly NFT Market Report 2021, <https://nonfungible.com/reports/2021/en/yearly-nft-market-report-free>, Accessed July 27 2022.
- OpenSea (2022), https://opensea.io/rankings?sortBy=total_volume, Accessed July 27 2022.
- Ram, S. (1987), *A Model of Innovation Resistance*, ACR North American Advances.
- Schaar, L. and Kampakis, S. (2022), Non-fungible Tokens as An Alternative Investment: Evidence from Cryptopunks, *The Journal of The British Blockchain Association*, 31949.
- Wu, Y., Xin, L., Li, D., Yu, J., and Guo, J. (2021), How does Scarcity Promotion Lead to Impulse Purchase in the Online Market? A Field Experiment, *Information & Management*, **58**(1), 103283.

<부록>

Table A1. Frequency of Each Value of Attributes Fur, Clothes, Mouth, Hat, Eye, Earring, and Background

Fur		Clothes		Mouth		Hat	
Black	1229	Admirals Coat	64	Bored	2272	Army Hat	294
Blue	490	Bandolier	163	Bored Bubblegum	119	Baby's Bonnet	158
Brown	1370	Bayc T Black	215	Bored Cigar	121	Bandana Blue	89
Cheetah	406	Bayc T Red	140	Bored Cigarette	710	Bayc Flipped Brim	231
Cream	636	Biker Vest	253	Bored Dagger	49	Bayc Hat Black	228
Dark Brown	1352	Black Holes T	205	Bored Kazoo	74	Bayc Hat Red	119
Death Bot	175	Black Suit	42	Bored Party Horn	88	Beanie	578
Dmt	215	Black T	334	Bored Pipe	132	Bowler	262
Golden Brown	778	Blue Dress	95	Bored Pizza	50	Bunny Ears	195
Gray	496	Bone Necklace	203	Bored Unshaven	1551	Commie Hat	304
Noise	155	Bone Tee	230	Bored Unshaven Bubblegum	65	Cowboy Hat	354
Pink	511	Caveman Pelt	163	Bored Unshaven Cigar	94	Faux Hawk	136
Red	474	Cowboy Shirt	119	Bored Unshaven Cigarette	438	Fez	377
Robot	265	Guayabera	232	Bored Unshaven Dagger	28	Fisherman's Hat	345
Solid Gold	46	Hawaiian	283	Bored Unshaven Kazoo	61	Girl's Hair Pink	105
Tan	626	Hip Hop	128	Bored Unshaven Party horn	45	Girl's Hair Short	150
Trippy	77	Kings Robe	68	Bored Unshaven Pipe	101	Halo	324
White	397	Lab Coat	144	Bored Unshaven Pizza	26	Horns	252
Zombie	302	Leather Jacket	206	Discomfort	208	Irish Boho	225
Eyes		Leather Punk Jacket	153	Dumbfounded	505	King's Crown	77
3d	487	Lumberjack Shirt	213	Grin	713	Laurel Wreath	72
Angry	432	Navy Striped Tee	334	Grin Diamond Grill	78	Party Hat 1	120
Blindfold	264	Pimp Coat	80	Grin Gold Grill	91	Party Hat 2	107
Bloodshot	846	Prison Jumpsuit	235	Grin Multicolored	116	Police Motorcycle Helmet	130
Blue Beams	49	Prom Dress	103	Jovial	296	Prussian Helmet	130
Bored	1714	Puffy Vest	227	Phoneme ooo	255	S&m Hat	235
Closed	710	Rainbow Suspenders	135	Phoneme L	241	Safari	182
Coins	479	Sailor Shirt	284	Phoneme Oh	237	Sea Captain's Hat	304
Crazy	407	Service	142	Phoneme Vuh	333	Seaman's Hat	420
Cyborg	108	Sleeveless Logo T	144	Phoneme Wah	163	Short Mohawk	318
Eyepatch	333	Sleeveless T	252	Rage	266	Spinner Hat	181
Heart	394	Smoking Jacket	221	Small Grin	272	Stuntman Helmet	157
Holographic	151	Space Suit	105	Tongue Out	202	Sushi Chef Headband	187
Hypnotized	220	Striped Tee	412	Earring		Trippy Captain's Hat	65
Laser Eyes	69	Stunt Jacket	178	Cross	149	Vietnam Era Helmet	223
Robot	350	Tanktop	235	Diamond Stud	222	Ww2 Pilot Helm	110
Sad	551	Tie Dye	144	Gold Hoop	462	Background	
Scumbag	233	Toga	202	Gold Stud	439	Aquamarine	1266
Sleepy	751	Tuxedo Tee	235	Silver Hoop	882	Army Green	1243
Sunglasses	352	Tweed Suit	141	Silver Stud	823	Blue	1242
Wide Eyed	549	Vietnam Jacket	224	None	7023	Gray	1170
X Eyes	243	Wool Turtleneck	240			New Punk Blue	1232
Zombie	308	Work Vest	188			Orange	1273
						Purple	1291
						Yellow	1283

저자소개

구훈영 : 서울대학교 산업공학과에서 학사, 석사 및 박사학위를 취득하였다. 현재 충남대학교 경영학부에 재직 중이며 주요 관심 분야는 R&D 경영, SCM, 예측모형 등이다.

이근철 : 한국과학기술원에서 산업공학으로 박사학위를 취득하였다. 현재 건국대학교 경영대학에 재직 중이며, 에너지 수요 예측, 제조 및 서비스 시스템의 설계와 운영에 관한 최적화/휴리스

틱 방법론 등에 관한 연구를 수행하고 있다.

이희정 : 한양대학교 산업공학과에서 학사, 한국과학기술원에서 산업공학 석사 및 박사학위를 취득하였다. 삼성전자(주) 기술총괄 책임연구원 및 대구대학교 산업경영공학과 조교수를 재직하고 현재 한양대학교 산업융합학부 교수로 재직 중이다. 관심 연구분야는 Collaborative Engineering, Knowledge, and Information Management, Product Lifecycle Management이다.